

SISTEMA DE ANALISIS NO LINEAL DE LA VARIABILIDAD DE LA FRECUENCIA CARDIACA

Claudia Lerma G.¹ Daniel Olivares C.² César Contreras Faz² Marco V. José¹
lermag@servidor.unam.mx olivares@itnuevolaredo.edu.mx faximenes@mat.net jose@servidor.unam.mx

¹Grupo de Biología Teórica, Instituto de Investigaciones Biomédicas, UNAM y Depto. De Instrumentación Electromecánica, Instituto Nacional de Cardiología "Ignacio Chávez".

²Depto. de Ingeniería Eléctrica y Electrónica, Instituto Tecnológico de Nuevo Laredo.

RESUMEN—La variabilidad de la frecuencia cardiaca (VFC) se obtiene a partir de la señal del electrocardiograma (ECG), y se ha utilizado para el diagnóstico y pronóstico de diversas afecciones cardiacas. El análisis convencional de la VFC es por medios estadísticos y métodos lineales, por lo que no se estudian los componentes no lineales de la señal. Recientemente se ha estudiado la utilización de métodos para sistemas no lineales como una forma de obtener nueva información de la VFC. Entre estos métodos se encuentran la dimensión de correlación, el máximo exponente de Lyapunov y la complejidad de Lempel-Ziv. En este trabajo se presenta una implementación de estos métodos, con la finalidad de contar con un sistema completo y de arquitectura abierta que incluya análisis no lineal de la VFC. Se presentan resultados de estas rutinas sobre señales sintéticas y señales de VFC reales.

Palabras Clave — ECG, VFC, caos, atractor, series de tiempo, dimensión de correlación, exponentes de Lyapunov, complejidad de Lempel-Ziv, LabVIEW, Matlab.

1. INTRODUCCIÓN

La variabilidad de la frecuencia cardiaca (VFC) es un fenómeno que resulta de la modulación sobre las células marcapaso del corazón por múltiples mecanismos, incluyendo el sistema nervioso autónomo y los barorreceptores [1]. Las series de tiempo de VFC se obtienen a partir del electrocardiograma (ECG), que es el registro de la actividad eléctrica del corazón. El ECG presenta una serie de ondas: P, Q, R, S y T, y la VFC se obtiene identificando el momento donde aparece cada onda R y calculando el tiempo transcurrido entre ondas R consecutivas. El análisis de la VFC permite estudiar de manera no invasiva la actividad del sistema nervioso autónomo [2], por lo que es una técnica muy útil en diversas

situaciones clínicas como la diabetes o la insuficiencia renal [3], [4].

La VFC puede ser analizada por diversos métodos. Los dos tipos de métodos más empleados son los que se evalúan en el dominio del tiempo, y los que se evalúan en el dominio de la frecuencia. Dentro de los del dominio del tiempo están los estadísticos (p.e. media y desviación estándar) y los geométricos (p.e. índice triangular), mientras que por parte del dominio de la frecuencia están los espectrales (p.e. indicador del balance simpato-vagal) [5]. Estos métodos han demostrado utilidad clínica y diagnóstica importante, pero sólo exploran los componentes lineales de la VFC, cuando se ha demostrado que ésta tiene un componente no lineal importante [6].

Algunos de los métodos no lineales que se han explorado en el análisis de la VFC son la dimensión de correlación [7] y el máximo exponente de Lyapunov [8]. Estos métodos se utilizan para estimar la dimensionalidad (o grados de libertad) de un fenómeno, y su sensibilidad a las condiciones iniciales, respectivamente [9]. Otro método que no ha sido utilizado pero tiene gran potencial y relativa sencillez de implementación es la complejidad de Lempel-Ziv [10]. Esta técnica sirve para estimar qué tan compleja o irregular es una serie de tiempo (en éste sentido el ruido blanco tiene la máxima complejidad posible).

Los sistemas que se han utilizado para el análisis no lineal de la VFC fueron realizados generalmente por el grupo de investigadores que los usan en sus aplicaciones particulares, y los pocos que se ofrecen comercialmente son de arquitectura cerrada y tienen algunas limitaciones técnicas como la plataforma o sistema operativo en la que son ejecutadas [11], por lo que en general no son opciones accesibles a otros usuarios.

En este trabajo se presenta un sistema para el análisis de la variabilidad de la frecuencia cardíaca de arquitectura abierta, el cual inicialmente cuenta con rutinas para el cálculo de la dimensión correlación, el máximo exponente de Lyapunov, así como de la complejidad de Lempel-Ziv. Dichas rutinas han sido implementadas en LabVIEW® y Matlab®, con la intención de quedar integrado finalmente como una aplicación de LabVIEW. Aunque aquí enfocamos la aplicación al análisis de VFC, las rutinas funcionan para cualquier señal proveniente de un sistema dinámico.

En la sección II se introducen las generalidades de la VFC y la manera en la que los registros tomados de la misma son manejados. Los resultados de las rutinas mencionadas son mostrados en la sección III, mediante validación con señales sintéticas y reales. Finalmente en la sección IV se mencionan algunas conclusiones.

2. OBTENCIÓN DE LA VFC.

2.1 El Electrocardiograma

La contracción del corazón durante cada latido se debe a pequeñas corrientes eléctricas en el músculo cardíaco. Esta actividad eléctrica cardíaca se capta con electrodos colocados en la superficie del cuerpo. Un ECG es un registro de esta actividad eléctrica en el que se puede examinar la actividad del músculo cardíaco.

Analizando el patrón del ECG, se puede obtener un diagnóstico sobre el funcionamiento eléctrico del corazón. El ECG es empleado para evaluar diversas situaciones como dolores del tórax, cambios en los electrolitos, efectos de medicación, agrandamiento del corazón y cambios en la tasa o regularidad del pulso.

2.2 Variabilidad de la Frecuencia Cardíaca

El ECG presenta una serie de ondas llamadas P, Q, R, S y T (Fig. 1) y en base a ellas se obtiene la VFC de la siguiente manera: se identifica el momento donde aparece cada onda R y se calcula el tiempo transcurrido entre ondas R consecutivas. El intervalo RR mide el periodo cardíaco, y su inverso mide la frecuencia cardíaca. La serie de intervalos RR es lo que conocemos como la VFC.

2.3 Series de Tiempo

La VFC es una serie de tiempo que se introduce, almacena y procesa en sistemas de cómputo. Esta serie es muestreada a intervalos de tiempo irregulares, ya que el lapso de tiempo entre cada onda R detectada fluctúa constantemente. La VFC es entonces una señal discreta.

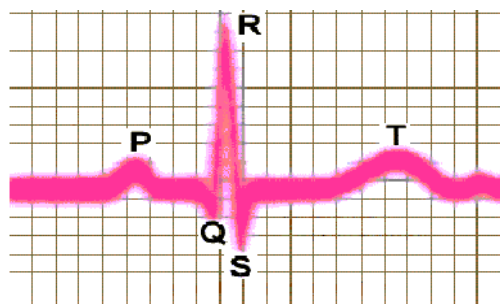


Figura. 1 Ondas P, Q, R, S y T en la señal del ECG.

Al tomar una medición muestreada de una sola señal proveniente de un sistema, no sólo se pierde la información de esa señal entre instantes de muestreo, sino que además *no se tiene información de las demás variables del sistema*. Lo anterior implica la necesidad de *inferir información acerca de los demás estados o variables* del sistema a partir de la información muestreada que se tiene.

En [12] se discute un resultado importante para el problema planteado arriba: en un sistema dinámico cuyos estados generan un atractor, la información correspondiente al atractor entero puede ser reconstruida a partir de la medición muestreada de una sola variable. Al generar, a partir del vector de datos de la señal muestreada original ϕ_t , una nueva variable discreta N-dimensional con cada elemento formado por la siguiente secuencia

$$\{y_k\} := \{\phi_{k\tau}\}_{k=1}^N$$

donde τ es un múltiplo del periodo de muestreo, entonces, con la correcta elección de N y τ , la secuencia de puntos y_k forma una copia difeomórfica del atractor original, esto es, las propiedades cualitativas del atractor generado son iguales a las del original. Utilizando esta propiedad podemos *calcular propiedades espaciales a partir de muestras de una sola variable*.

3. RUTINAS DE ANÁLISIS DE VFC.

3.1 Reconstrucción del Atractor

Previo a la aplicación de las rutinas de cálculo de dimensión correlación y máximo exponente de Lyapunov, es necesario realizar la reconstrucción de una señal vectorial a partir de la serie de tiempos obtenida experimentalmente.

Como ejemplo, en la Figura 2 se muestra una reconstrucción del atractor del circuito de Chua (un ejemplo típico de sistema caótico), dado por

$$\dot{x} = \alpha(y - h(x))$$

$$\dot{y} = x - y + z$$

$$\dot{z} = -\beta y$$

donde

$$h(x) = \begin{cases} m_1 x + (m_0 - m_1) & x \geq 1 \\ m_0 x & |x| < 1 \\ m_1 x - (m_0 - m_1) & x \leq -1 \end{cases}$$

$\alpha=9$, $\beta=100/7$, $m_0=-1/7$ y $m_1=2/7$, a partir de la señal muestreada x . La señal original tenía un tiempo de muestreo de .01, y se utilizó una dimensión $N=3$ y $\tau=0.25$. Aunque las dimensiones cambian respecto del original, cualitativamente son equivalentes.

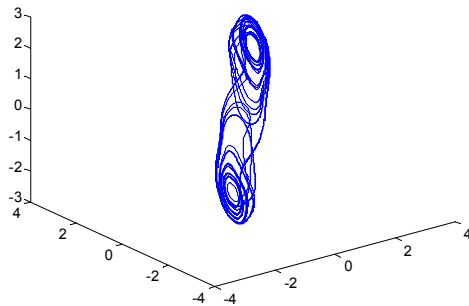


Figura. 2 Reconstrucción del atractor de Chua.

En la figura 3 se observa el atractor de la VFC de un sujeto sano y su atractor correspondiente para una dimensión $N=3$ y $\tau=1$.

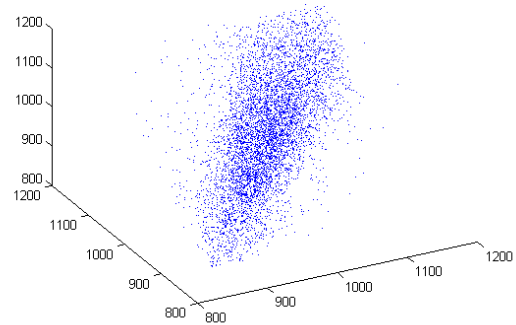


Figura. 3 Reconstrucción del atractor de la VFC de una persona normal. Se utilizaron sólo 500 latidos y retardo de un latido.

3.2 Dimensión Correlación.

Es un tipo de dimensión probabilística, la cual depende del refinado del cubrimiento con $N(\epsilon)$ elementos de volumen (esferas, cubos, etc.) de diámetro ϵ , sobre la figura (señal, curva característica, etc.) que describe el comportamiento de un sistema [12], y es igual a

$$DC := \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \frac{\ln C(\epsilon)}{\ln \epsilon}$$

donde $C(\epsilon)$ es la correlación, dada por

$$C(\epsilon) := \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N^2} \{ \text{el número de pares de puntos } (x_i, x_j) \text{ tales que } \|x_i - x_j\| < \epsilon \}$$

Para sistemas no lineales la dimensión de correlación no necesariamente es un valor entero.

Con series de tiempo la dimensión de correlación se calcula como la pendiente de la región mas lineal de $\ln C(\epsilon)$ vs $\ln(\epsilon)$, debido a que el hecho de tener una cantidad finita de datos distorsiona el cálculo de DC para valores extremos de ϵ [13]. Las figuras 4 muestran la gráficas mencionadas para el circuito de Chua y la VFC de un sujeto sano.

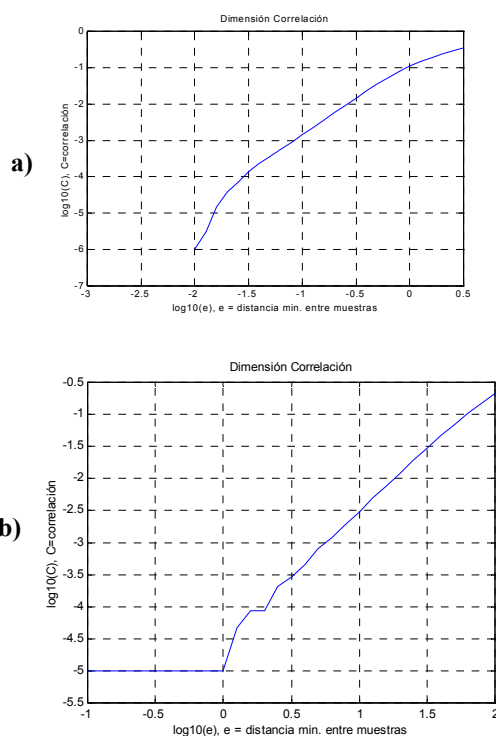


Figura. 4a Obtención de la dimensión correlación de a) atractor de Chua y b) atractor de la VFC.

3.3 Máximo Exponente de Lyapunov

Los exponentes de Lyapunov nos indican la sensibilidad o dependencia de los estados futuros de un sistema bajo ciertas condiciones iniciales. Una perturbación infinitesimal inicial por lo general crecerá exponencialmente y a la razón de crecimiento que tenga se le llama el exponente de Lyapunov, y se define como

$$\lambda_i = \frac{1}{KT} \sum_{k=1}^K \ln \|\delta x_i^{(k)}\| \quad i = 1, \dots, n$$

donde λ_i es el i -ésimo exponente de Lyapunov, T es el tiempo entre muestras, x_i es la i -ésima componente de x y δx es la desviación en la trayectoria de dos condiciones iniciales arbitrariamente cercanas.

Los exponentes de Lyapunov nos indican la razón de expansión ($\lambda > 0$) o de contracción ($\lambda < 0$) que sufre una figura determinada señal y de esta manera se puede analizar su comportamiento.

Por lo anterior, es difícil calcular exponentes de Lyapunov negativos, ya que el transitorio debido a ellos desaparece rápidamente, mientras que el debido a los positivos es más duradero. Por esta razón, se puede calcular el máximo exponente de Lyapunov (MEL) con cierto margen de error

tolerable [14,15]. Se muestra en la figura 5 la evolución del cálculo del máximo exponente de Lyapunov para el atractor de Chua (a) y la VFC (b).

3.4 Complejidad de Lempel-Ziv

La complejidad de Lempel-Ziv o $C(n)$ refleja el orden que se retiene en un patrón temporal unidimensional o cadena de n símbolos [16]. Por simplicidad consideramos sólo cadena con ceros y unos (por ejemplo 01000110101). Para ello convertimos las series de tiempo originales en secuencias de 0 cuando la diferencia entre dos elementos sucesivos de la serie de tiempo es negativa y uno cuando la diferencia entre los dos elementos sucesivos es positiva o nula.

El algoritmo para estimar $C(n)$ se basa en la reconstrucción de la cadena original S mediante operaciones de copia e inserción de símbolos en una nueva cadena. La $C(n)$ aumenta conforme se necesiten nuevos símbolos o secuencias de símbolos (0, 1, 01, 010, etc.) para reproducir la cadena S . La figura 6 muestra el resultado de la estimación de $C(n)$ para (a) el atractor de Chua y (b) el atractor de la VFC.

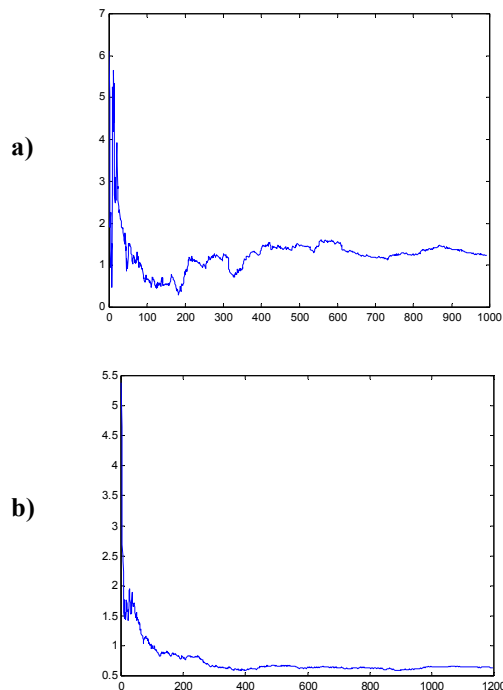


Figura. 5 Cálculo del MEL para a) el atractor de Chua y b) el atractor de la VFC.

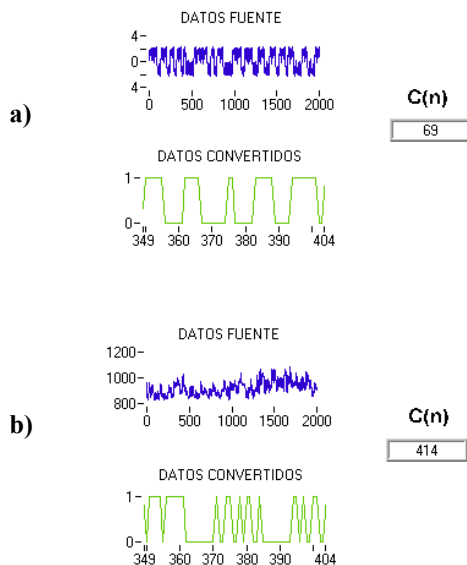


Figura. 6 Cálculo de la complejidad de Lempel-Ziv $C(n)$ para a) el atractor de Chua y b) el atractor de la VFC.

4. CONCLUSIONES

Se presenta un sistema para el análisis no lineal de series de tiempo de arquitectura abierta. En particular nuestro interés es la señal de la VFC. Este sistema consiste inicialmente en rutinas para el cálculo de la dimensión correlación, el máximo exponente de Lyapunov y la complejidad de Lempel-Ziv. Dichas rutinas se han probado en señales sintéticas y reales. Aunque hay un gran número de índices no lineales, los tres seleccionados para esta primera versión del sistema permiten estimar propiedades importantes de la señal de la VFC: la dimensionalidad o número de variables de estado del sistema de donde se obtuvo la señal, su sensibilidad a perturbaciones en las condiciones iniciales y su complejidad. Como trabajo futuro se pretende desarrollar un sistema completo de análisis de VFC que incluya captura y análisis estándar y no lineal, implementado en LabVIEW.

5. REFERENCIAS

- [1] M. Malik Heart rate variability in "Cardiac Electrophysiology: from cell to bedside". 1999 (Zipes DP and Jalife J: WB Saunders Company).
- [2] S. Akselrod, D. Gordon, F.A. Ubel, D.C. Shannon, A.C. Barger and R.J. Cohen. Power Spectrum Analysis Of Heart Rate Fluctuations: A Quantitative Probe Of Beat-To-Beat Cardiovascular Control. Science, 1981; 213:220-222.
- [3] M.G. Barnas, W.H. Boer, H.A. Koomans. Hemodynamic patterns and spectral analysis of heart rate variability during dialysis hypotension. J Am Soc Nephrol. 1999; 10:2577-84.
- [4] S. Severi, S. Cavalcanti, G. Avanzolini. Heart rate variability spectral indexes for haemodynamic classification of haemodialysis patients. Physiol Meas 1997; 18:339-53.
- [5] Task Force of The European Society of Cardiology and The North American Society of Pacing and Electrophysiology. Heart Rate Variability. Standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use. European Heart Journal, 1996; 17:354-381.
- [6] C. Braun, P. Kowallik, A. Freking, D. Haderler, K.D. Kniffki, M. Meesmann. Demonstration of nonlinear components in heart rate variability of healthy persons. Am J Physiol 1998;275:H1577-1584
- [7] M.E. Skinner, C.M. Pratt, T. Vybiral. A reduction in the correlation dimension of heartbeat intervals precedes imminent ventricular fibrillation in human subjects. Am Heart J 1993;125:731-743
- [8] G. Sammer Heart period variability and respiratory changes associated with physical and mental load: non-linear analysis. Ergonomics 1998;41:746-55
- [9] T. Schreiber. Interdisciplinary application of nonlinear time series methods. Phys Rep 1999; 308:1-64
- [10] A. Lempel and J. Ziv, IEEE Trans Inf. Theory IT-22, 75 (1976)
- [11] J.C. Sprott and G Rowlands. Chaos Data Analyzer. Physics Academic Software 1995.
- [12] T. S. Parker and L. O. Chua. Practical Numerical Algorithms for Chaotic Systems. Springer-Verlag, New York, 1989.
- [13] J. Theiler. Efficient algorithm for estimating the correlation dimension from a set of discrete points. Phys. Rev. A. 1987; 36:4456-4462.
- [14] A. Wolf, J.B. Swift, H.L. Swinney and J.A. Vastano. Determining Lyapunov exponents from a time series. Physica D 1985; 16: 285-317.

- [15] J.P. Eckmann and D. Ruelle. Fundamental limitations for estimating dimensions and Lyapunov exponents in dynamical systems. *Physica D*; 1992: 56: 185-187.
- [16] F. Kaspar and H. G. Schuster. Easily calculable measure for the complexity of spatiotemporal patterns. *Phys. Rev. A*. 1987; 36 : 842-848.
- [17] C. Lerma-González, O. Infante-Vázquez and M.V. José. Sistema de análisis de la variabilidad de la frecuencia cardiaca. *ELECTRO 2000*; XXII: 63-67.
- [18] F.L. Abel, E.P. McCutcheon. "Neural Control" en F.L. Abel, E.P. McCutcheon, editors. *Cardiovascular Function: Principles and Application*. Little, Brown and Company (USA), 1979.
- [19] Henry Feldman, Mariano Rey. *A Guide to Reading and Understanding the EKG*. NYU School of Medicine 1999.

6. AGRADECIMIENTOS.

Este trabajo fue apoyado parcialmente por los proyectos PAPIIT IN213199 UNAM y PAEP 102341 UNAM.